

Elman 网络在 Smith 预测控制中的应用

田 杰^{1,2}, 陈 杰¹

(1. 北京理工大学 自动控制系, 北京 100081; 2. 中国科学院 声学所, 北京 100080)

摘要: Smith 预测控制在实际应用中的难点在于很难得到实际系统精确的数学模型. 通过 Elman 网络拟合传统 Smith 估计器的模型误差, 并对其进行补偿. 实验结果表明, 这种基于 Elman 网络补偿模型的 Smith 预测控制充分利用了神经网络的非线性拟合能力, 只要对纯滞后环节精确建模, 就可以完全抵消纯滞后环节对控制品质及系统稳定性的不利影响. 这种方法使得 Smith 预测控制可以用于模型不易精确确定的系统.

关键词: Elman 网络; Smith 预测控制; 纯滞后系统

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Application of Elman neural network in Smith predictive control

TIAN Jie^{1,2}, CHEN Jie¹

(1. Department of Automatic Control, Beijing Institute of Technology, Beijing 100080, China;

2. Institute of Acoustics, Chinese Academy of Science, Beijing 100080, China)

Abstract: The difficulty of applying Smith predictive control to practice lies in the fact that it is very hard to formulate a precise mathematical model of the practical system. This problem was solved here by using of Elman network to approximate the modeling error of the common Smith predictor, and to compensate it. The experimental results proved that the Smith predictive control algorithm based on Elman network compensatory model took good advantage of the nonlinear modeling capability of the neural network, and that the harm from the time delay to the performance and stability of the system could be counteracted completely. Only if the time delay is precisely known. This method makes it possible for the Smith predictive control to be applied to the system whose mathematical model is difficult to determine precisely.

Key words: Elman network; Smith predictive control; time delay systems

1 引言 (Introduction)

Smith 预测控制从理论上较好地解决了纯滞后系统的控制问题, 但由于实用中很难获得被控对象的精确数学模型, 使得该方法很难得到实际应用. 单神经元 Smith 控制^[1]和模糊 Smith 控制^[2]虽然可以在一定程度上减少对被控对象模型的敏感性, 但这两种方法将神经元或模糊控制器放置在控制系统的前馈部分, 对 Smith 预估器所在的反馈部分未做改进, 所以没有从根本上解决不精确建模对 Smith 预测控制的不良影响. 本文考虑使用 Elman 网络拟合 Smith 预估器的建模误差, 并对 Smith 预估器进行补偿, 实现对模型不易确定系统的控制.

2 Elman 网络 (Elman network)

Elman 网络是一种动态递归网络, 其结构示意图如图 1 所示.

Elman 网络通常包括输入层、隐层、输出层和结构单元, 其中输入层、隐层和输出层的连接方式与通常的多层前馈网络基本相同, 而结构单元则用来记忆隐层单元前一时刻的输出值, 可以认为是提供一步时延的算子.

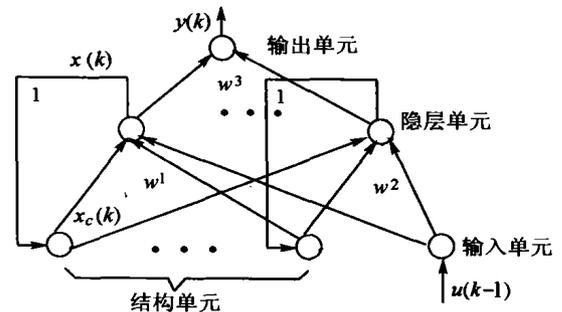


图 1 Elman 网络的结构示意图

Fig. 1 Structure of Elman network

收稿日期: 2001-08-07; 收修改稿日期: 2002-12-24.

基金项目: 高等学校优秀青年教师教学科研奖励计划基金(2001年)资助项目.

由图1可得:

$$y(k) = g(w^3 x(k)), \quad (1)$$

$$x(k) = f(w^1 x_c(k) + w^2 u(k-1)), \quad (2)$$

$$x_c(k) = x(k-1), \quad (3)$$

其中, u 为 r 维输入矢量, y 为 m 维输出矢量, x 为 n 维隐层输出, x_c 为 n 维结构单元输出; w^1, w^2, w^3 分别是结构单元到隐层、输入层到隐层、隐层到输出层的连接权矩阵; $g(\cdot)$ 和 $f(\cdot)$ 分别为输出层和隐层的激励函数, 通常取为 sigmoid 函数.

由式(2), (3)可得:

$$\begin{aligned} x_c(k) &= x(k-1) = \\ f(w^1(k-1)x_c(k-1) + w^2(k-1)u(k-2)) &= \\ \dots &= \Phi(u^k, w^{1k}, w^{2k}), \end{aligned} \quad (4)$$

其中

$$\begin{aligned} u^k &= \{u(0), u(1), \dots, u(k-2)\}, \\ w^{1k} &= \{w^1(0), w^1(1), \dots, w^1(k-1)\}, \\ w^{2k} &= \{w^2(0), w^2(1), \dots, w^2(k-1)\}. \end{aligned}$$

从式(4)可以看出 Elman 网络无需存储所有的输入信息, 但又能以紧凑的形式保留系统以前所有的信息并在网络中反映出所有的历史信息对当前系统响应的影响, 相对于前馈网络而言, 结构单元增加了网络本身处理动态信息的能力, 有利于动态过程的建模^[3].

根据文[3], 可知采用误差平方和作为学习指标函数时, Elman 网络的动态反向传播算法如下:

$$\begin{aligned} \Delta w_{ij}^3 &= \eta \delta_i^0 x_j(k), \\ i &= 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n, \\ \Delta w_{jq}^2 &= \eta \delta_j^h u_q(k-1), \\ j &= 1, 2, \dots, n; q = 1, 2, \dots, r, \\ \Delta w_{jl}^1 &= \eta \sum_{i=0}^m (\delta_i^0 w_{ij}^3) \frac{\partial x_j(k)}{\partial w_{jl}^1}, \\ j &= 1, 2, \dots, n; l = 1, 2, \dots, n, \\ \frac{\partial x_j(k)}{\partial w_{jl}^1} &= f_j'(\cdot) \{x_l(k-1) + \sum_{i=1}^n w_{li}^1 \frac{\partial x_i(k-1)}{\partial w_{jl}^1}\}, \end{aligned}$$

其中

$$\begin{aligned} \delta_i^0 &= (y_d, i(k) - y_i(k)) g_i'(\cdot), \\ \delta_j^h &= \sum_{i=1}^m (\delta_i^0 w_{ij}^3) f_j'(\cdot). \end{aligned}$$

Elman 网络的动态反向传播算法可以简写为

$$\Delta W = \eta e(k) \partial y(k) / \partial W = -\eta e(k) \partial e(k) / \partial W.$$

其中 W 代表 w^1, w^2, w^3 .

考虑单输入单输出的情况, 考察 Elman 网络学习算法的收敛性, 定义 Lyapunov 函数为

$$L(k) = 1/2 e^2(k),$$

则有

$$\begin{aligned} \Delta L(k) &= L(k+1) - L(k) = \\ 1/2 [e^2(k+1) - e^2(k)] &= \\ \Delta e(k) [e(k) + 1/2 \Delta e(k)]. \end{aligned}$$

由于

$$\Delta e(k) = \partial e(k) / \partial W \cdot \Delta W,$$

于是可得

$$\begin{aligned} \Delta L(k) &= -\eta e^2(k) \left(\frac{\partial e(k)}{\partial W} \right)^2 + \frac{1}{2} \eta^2 e^2(k) \left(\frac{\partial e(k)}{\partial W} \right)^4 = \\ \frac{1}{2} \left[\frac{\partial e(k)}{\partial W} e(k) \right]^2 & \left[\left(\eta \frac{\partial e(k)}{\partial W} \right)^2 - 2\eta \right]. \end{aligned}$$

为保证收敛必须满足 $\Delta L(k) < 0$, 于是可得

$$0 < \eta < \frac{2}{\left(\frac{\partial e(k)}{\partial W} \right)^2} = \frac{2}{\left(\frac{\partial y(k)}{\partial W} \right)^2}. \quad (5)$$

将式(5)中 W 分别替换为 w^1, w^2, w^3 可得对应于网络各层的学习率 η^1, η^2, η^3 , 在线学习时取学习率 $\eta = \min\{\eta^1, \eta^2, \eta^3\}$.

3 Elman 网络补偿 Smith 预测控制 (Smith predictive control with Elman network compensation)

3.1 Smith 预测控制 (Smith predictive control)

Smith 预测控制的结构如图 2 所示, $G_p(s)e^{-\tau_p s}$ 为被控对象的传递函数, $e^{-\tau_p s}$ 为其固有的纯滞后特性. $W(s)$ 为控制器的传递函数. 根据图 2 的结构, 可得

$$\frac{Y(s)}{R(s)} = \frac{G_p(s)W(s)e^{-\tau_p s}}{1 + W(s)[G_p(s)e^{-\tau_p s} + G(s)(1 - e^{-\tau s})]}. \quad (6)$$

若有

$$G(s) = G_p(s), \quad (7)$$

$$\tau = \tau_p, \quad (8)$$

则方程(6)为

$$\frac{Y(s)}{R(s)} = \frac{G_p(s)W(s)e^{-\tau_p s}}{1 + W(s)G_p(s)}. \quad (9)$$

从式(9)可见, 系统固有的纯滞后特性 $e^{-\tau_p s}$ 在特征方程中被抵消. 但往往不可能获得实际系统的精确模型或被控对象慢时变, 使得式(7)或式(8)不能成立, 这样会使系统性能变坏甚至不稳定. 本文采用 Elman 网络拟合 Smith 预估器与实际系统之间的误差, 可以准确地反映系统的动态特性, 相对于基于传统建模方法的 Smith 预估器有较大的改进.

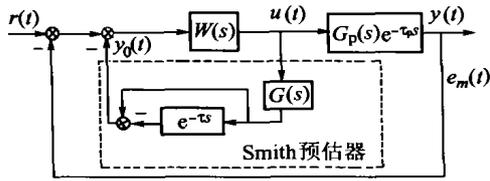


图2 Smith预测控制系统框图
Fig. 2 Structure of Smith predictive control system

3.2 Elman网络补偿(Elman network compensation)

Elman网络补偿是基于互补建模的思想^[4,5],即对实际系统的可描述部分采用传统数学建模方法建模;而其模型误差以及未知的扰动带来的误差通过Elman网络来辨识;从而提高建模精度.

Elman网络补偿Smith预测控制系统框图如图3所示.

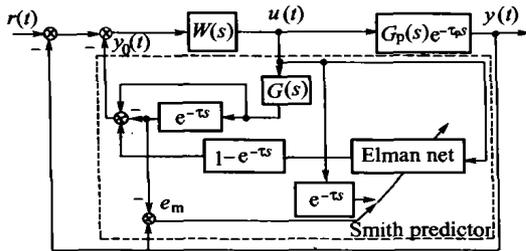


图3 基于互补模型的Smith预测控制系统框图
Fig. 3 Structure of Smith predictive control system based on mutual model

图中 e_m 表示模型误差, 即由 $\{u(k - \tau), e_m(k)\}$ 作为训练样本, 则 Elman 网络的训练样本输入项可写为 $U(s)e^{-\tau s}$, 输出项可写为 $[G_p(s)e^{-(\tau_p - \tau)s} - G(s)]U(s)e^{-\tau s}$. 根据对 Elman 网络收敛性的分析, 学习率满足式(5)即可保证收敛, 则在满足逼近精度的条件下, 可以认为 Elman 网络的模型为

$$G_p(s)e^{-(\tau_p - \tau)s} - G(s).$$

于是

$$\frac{Y(s)}{R(s)} = \frac{W_p(s)W(s)e^{-\tau_p s}}{1 + W(s)G_p(s)e^{-(\tau_p - \tau)s}} \quad (10)$$

从式(10)可见, 只要满足式(8), 就可以达到 Smith 预测控制完全补偿的效果.

由于 Elman 网络满足逼近精度需要一段时间的学学习, 所以其工作过程是按时间滑动的, 即用前 t_1 秒的数据训练, 用后面 t_2 秒的网络输出实施补偿.

4 仿真实验(Simulation experiments)

通过仿真实验验证上述基于 Elman 网络与机理模型互补建模的 Smith 预测控制方案的有效性, 考虑一个具有纯滞后特性的二阶对象:

$$G_p(s) = \frac{K_p}{s^2 + 2\zeta\omega_n s + \omega_n^2} e^{-\tau_p s}.$$

假设按照机理模型将对象建模为

$$G_p(s) = \frac{K}{T_s + 1} e^{-\tau s}.$$

可见按照假设机理模型有一定的模型误差, 以 Elman 网络拟合这个模型误差, 并用 Elman 网络的输出对机理模型进行补偿, 即用机理模型与神经网络的互补模型构造 Smith 预估器; 采用常规的 PID 控制器产生控制信号.

仿真实验中的参数如下:

$$K_p = 1.8, \omega_n = 1, \zeta = 0.5, \tau_p = 5;$$

$$K = 1.7, T = 2, \tau = 5;$$

系统输入为单位阶跃信号; 采样周期 0.1 s; Elman 网络结构采用 1 个输入单元, 1 个输出单元, 20 个隐层单元, 20 个结构单元; $t_1 = 10$ s, $t_2 = 5$ s. 仿真结果如图 4(a). 图 4 中, 1 为常规 Smith 预测控制; 2 为基于 Elman 网络补偿模型的 Smith 预测控制. 可见通过 Elman 网络的补偿, 控制效果得到了很大改善.

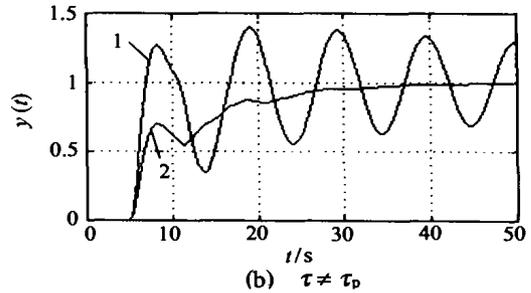
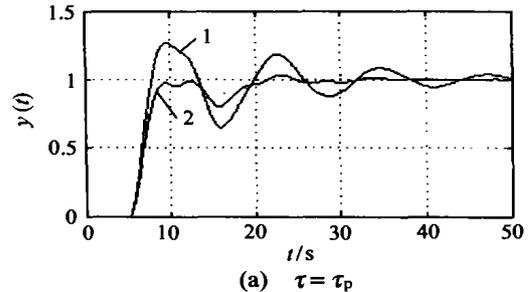


图4 仿真曲线
Fig. 4 Simulation curve

由式(10)可知, 当 $\tau \neq \tau_p$ 时, 不能达到完全补偿, 但 Elman 网络补偿模型仍然有助于控制品质的改善. 如图 4(b)所示, 图中 $\tau_p = 5, \tau = 6$; 其它参数与上述实验相同, 常规 Smith 预测控制出现了严重的振荡, 而基于 Elman 网络补偿模型的 Smith 预测控制过程则比较平稳.

5 结论(Conclusions)

由于很难用数学模型来准确描述实际的控制对

象,所以常规 Smith 补偿的方法受到很大的限制.本文采用 Elman 网络补偿常规模型的建模误差,减少了精确建模的要求.

1) 如果纯滞后环节建模精确,即 $\tau = \tau_p$, 只要 Elman 网络通过训练满足精度要求就可以认为完全抵消了纯滞后环节对控制品质及系统稳定性的不利影响.

2) 如果纯滞后环节建模不精确,即 $\tau \neq \tau_p$, 则纯滞后环节不能被完全抵消,但其不利影响可以大幅削弱,削弱的程度取决于其模型精确度.

通过仿真及实验结果可以看出,基于 Elman 网络补偿的 Smith 预测控制利用了神经网络的非线性逼近特性及神经元自学习、自组织的能力,弥补了常规 Smith 预测控制在解决模型不确定系统中的不足之处,使得其广泛应用成为可能.

参考文献(References):

- [1] 田杰,龚至豪,任雪梅.纯滞后系统的单神经元 Smith 预测控制[J].计算机仿真,2001,18(1):40-42
(TIAN Jie, GONG Zhihao, REN Xuemei. Single neuron Smith predictive control of time delay systems [J]. *Computer Simulation*, 2001, 18(1):40-42.)
- [2] 王建晖,齐昕,顾树生.一类纯滞后系统模糊 Smith 控制策略的

研究[J].控制与决策,1998,13(2):141-145.

(WANG Jianhui, QI Xin, GU Shusheng. Research on fuzzy Smith control strategy of time delay systems [J]. *Control and Decision*, 1998, 13(2):141-145.)

- [3] 孙增圻,张再兴,邓志东.智能控制理论与技术[M].北京:清华大学出版社,1997.
(SUN Zengqi, ZHANG Zaixing, DENG Zhidong. *Theory and Technology of Intelligent Control* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1997.)
- [4] 田杰,陈杰,张宇河.基于 Elman 网络补偿模型的 Smith 预测控制[J].北京理工大学学报,2002,22(3):343-346.
(TIAN Jie, CHEN Jie, ZHANG Yuhe. Smith predictive control based on Elman network compensatory model [J]. *J of Beijing Institute of Technology*, 2002, 22(3):343-346.)
- [5] 陈晓东,马广富,王子才.改进的 Elman 网络与机理模型的互补建模方法[J].系统仿真学报,1999,11(2):97-100.
(CHEN Xiaodong, MA Guangfu, WANG Zicai. A mutually compensatory modeling method based on mechanism model and improved Elman network [J]. *J of System Simulation*, 1999, 11(2):97-100.)

作者简介:

田杰 (1972—),男,工学博士.主要研究领域为信息融合,智能控制等.E-mail:jjeti@263.net;

陈杰 (1965—),男,工学博士,教授,博士生导师.主要研究领域和方向为:复杂系统的多指标优化与决策,智能控制,非线性控制,生物信息处理等理论与方法研究.Email:chenjie@bit.edu.cn.

(上接第 584 页)

6 结论(Conclusion)

基于 Bayes 统计理论,本文提出了一种从数据样本中学习 Bayes 网络的 Markov 链 Monte Carlo 方法.首先使用先验概率和数据样本相结合得到未归一化的后验概率,然后以此指导随机搜索算法寻找“好”的网络结构模型.对 Alarm 网络的学习表明本方法具有较好的性能.

参考文献(References):

- [1] COOPER G, HERSKOVITS E. A Bayesian method for the induction of probabilistic networks from data [J]. *Machine Learning*, 1992, 9(3):309-374.
- [2] BUNTINE W. Theory refinement on Bayesian networks [A]. *Proc of 7th Conf Uncertainty Artificial Intelligence* [C]. Los Angeles, CA, 1991:652-660.
- [3] CHIPMAN H, GEORGE E, McCULLOCH R. Bayesian CART model search [J]. *J of the American Statistical Association*, 1998,

93(4):935-948.

- [4] HECKERMAN D, GEIGER D, CHICKERING D. Learning Bayesian networks: The combination of knowledge and statistical data [J]. *Machine Learning*, 1995, 20(2):197-243.
- [5] KHALFALLAH F, MELLOULI K. Optimized algorithm for learning Bayesian network from data [A]. *Proc of the European Conf on Symbolic and Quantitative Approach to Reasoning and Uncertainty* [C]. London: Cambridge Press, 1999.
- [6] LIU J, CHANG K, ZHOU J. Learning Bayesian networks with a hybrid convergent method [J]. *IEEE Trans Systems, Man, Cybernetics*, 1999, 29(2):436-449.
- [7] [http://www.cs.huji.ac.il/labs/compbio/Repository/Datasets/ alarm/alarm.htm](http://www.cs.huji.ac.il/labs/compbio/Repository/Datasets/alarm/alarm.htm).

作者简介:

岳博 (1970—),男,博士研究生,主要研究方向为概率模型, Bayes 统计方法等.E-mail: yuebo@rsp.xidian.edu.cn;

焦李成 (1959—),男,教授,博士生导师,主要研究领域为非线性科学,智能信息处理等.